

Introduction

Vicenç PUIG¹ et Silvio SIMANI²

¹ Institut de robotique et d'informatique industrielle, Université polytechnique de Catalogne, Barcelone, Espagne

² Département d'ingénierie, Université de Ferrare, Émilie-Romagne, Italie

I.1. Préambule

Il y a un intérêt croissant pour la théorie et les applications de la détection de fautes basée sur les modèles et des méthodes de diagnostic de fautes, en raison de considérations économiques et liées à la sécurité. En particulier, des développements théoriques bien établis peuvent être vus dans de nombreuses contributions publiées dans le Congrès IFAC (International Federation of Automatic Control) et les Symposium Salesprocess IFAC (Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes) depuis les éditions fondatrices (Isermann 1997 ; Isermann et Ballé 1997 ; Patton 1999 ; Frank *et al.* 2000).

Les développements ont commencé au début des années 1970. Beard (1971) et Jones (1973) ont rapporté, par exemple, l'approche bien connue du « filtre de détection de défaillance » pour les systèmes linéaires.

Un résumé de ce développement précoce est donné par Willsky (1976). Puis, Rault *et al.* (1971) ont considéré l'application des méthodes d'identification à la détection des défauts des moteurs à réaction. Les méthodes de corrélation ont été appliquées à la détection des fuites (Siebert et Isermann 1976).

Le premier ouvrage sur les méthodes basées sur les modèles pour la détection et le diagnostic des défauts avec une application spécifique aux processus chimiques a été publié par Himmelblau (1978). La détection de la défaillance d'un capteur basée sur

la redondance analytique inhérente à de multiples observateurs a été démontrée par Clark (1978).

L'utilisation de techniques d'estimation de paramètres pour la détection de défauts de systèmes techniques a été démontrée par Hohmann (1977), Bakiotis *et al.* (1979), Geiger (1982) et Filbert et Metzger (1982).

Le développement de méthodes de détection des défauts de processus basées sur la modélisation et sur l'estimation des paramètres et de l'état a ensuite été résumé par Isermann (1984, 1997).

Les méthodes basées sur l'équation de parité ont été initialement développées par Chow et Willsky (1984) et ensuite par Gertler (1991), Patton et Chen (1994) et Hofling et Pfeufer (1994).

Les méthodes du domaine fréquentiel sont généralement appliquées lorsque les effets des défauts et des perturbations ont des caractéristiques de fréquence qui diffèrent les uns des autres, impliquant l'utilisation des spectres de fréquence comme critère pour distinguer les défauts (Massoumnia *et al.* 1989 ; Ding et Frank 1990 ; Ding *et al.* 2000 ; Frank *et al.* 2000).

Les développements des méthodes de détection et d'isolation de fautes (*Fault Detection and Isolation*, FDI), sont jusqu'à présent résumés dans les ouvrages de Basseville et Nikiforov (1993), Chen et Patton (1999), Gertler (1998), Isermann (1994b), Pau (1981) et Patton *et al.* (2000), ainsi que dans les articles de synthèse de Gertler (1988), Frank (1990) et Isermann (1994a).

Au sein de l'IFAC, l'intérêt croissant pour ce domaine a été pris en compte en créant en 1991 un comité directeur SAFEPROCESS (détection de fautes, supervision et sécurité pour les processus techniques), qui est devenu un comité technique en 1993. Le premier symposium IFAC SAFEPROCESS a eu lieu à Baden-Baden (Allemagne) en 1991 (Isermann et Freyermuth 1992). La dernière édition a été organisée en 2018 à Varsovie (Pologne). Une autre série triennale d'ateliers de l'IFAC existe pour « la détection et la supervision des défauts dans les industries de procédés chimiques ». De nombreux autres ateliers thématiques ont été organisés entre 1992 et 2020.

La plupart des contributions au diagnostic des défauts reposent sur le principe de la redondance analytique. L'idée de base consiste à utiliser un modèle précis du système pour imiter le comportement réel du processus. Si un défaut se produit, le signal résiduel, c'est-à-dire la différence entre le système réel et le comportement du modèle, peut être utilisé pour diagnostiquer et isoler le dysfonctionnement.

La fiabilité des méthodes basées sur le modèle, qui comprend également le rejet des fausses alarmes, est strictement liée à la « qualité » du modèle et des mesures

exploitées pour le diagnostic des défauts, car l'incertitude du modèle et les données bruitées peuvent empêcher une application efficace des méthodes de redondance analytique.

Ce n'est pas un problème simple, car les méthodes de diagnostic de défauts basées sur des modèles sont conçues pour détecter toute divergence entre le système réel et les comportements du modèle. Il est supposé que ce signal d'anomalie est lié à une faute. Cependant, le même signal de différence peut répondre à une inadéquation du modèle ou à un bruit dans les mesures réelles, qui sont détectés à tort comme un défaut. Ces considérations ont conduit à des recherches dans le domaine des méthodes « robustes », dans lesquelles une attention particulière est accordée à la discrimination entre les défauts réels et les erreurs dues à l'inadéquation du modèle.

Cependant, la disponibilité d'un « bon » modèle du système surveillé peut améliorer de manière significative les performances des outils de diagnostic, en minimisant la probabilité de fausses alarmes.

Cet ouvrage explique ce qu'est un bon modèle, adapté au diagnostic robuste des performances et du fonctionnement d'un système. Il explique également comment des modèles robustes peuvent être obtenus à partir de données réelles. Une grande attention est accordée au « problème de la modélisation des systèmes réels », en se référant à des structures de modèles linéaires ou non linéaires. Un traitement spécial est accordé au cas où le bruit affecte les données acquises. La description mathématique du système surveillé est obtenue au moyen d'un schéma d'identification du système basé sur des modèles d'erreurs d'équations et d'erreurs dans les variables. Il s'agit d'une approche d'identification qui conduit à un modèle fiable du système étudié, ainsi qu'à l'estimation des variances des bruits d'entrée et de sortie affectant les données.

L'objectif de cet ouvrage est également de fournir des lignes directrices de modélisation et d'identification des processus réels pour le diagnostic des défauts et la commande tolérante aux défauts (*Fault Tolerant Control*, FTC). Une attention particulière est donc accordée à l'application pratique des méthodes décrivant des études de systèmes réels, comme indiqué dans les derniers chapitres du volume 2.

En outre, nous présentons en introduction de cet ouvrage une nouvelle terminologie commune dans le cadre du diagnostic des défauts et discutons les développements dans le domaine de la détection et du diagnostic des défauts, ainsi que du FTC sur la base d'articles sélectionnés entre 1991 et 2020.

1.2. Nomenclature

En parcourant la littérature, on constate immédiatement que la terminologie dans ce domaine n'est pas cohérente. Il est donc difficile de comprendre les objectifs des contributions et de comparer les différentes approches.

Le comité technique SAFEPROCESS de l'IFAC a donc discuté de cette question et a essayé de trouver des définitions communément acceptées. Certaines définitions de base peuvent être trouvées, par exemple dans le dictionnaire RAM (*Reliability, Availability, Maintainability*) (Omdahl 1988) et dans les contributions à l'IFIP (Fédération internationale pour le traitement de l'information) (IFI 1983).

Une partie de la terminologie utilisée dans ce livre est donnée ci-après. Les termes sont basés sur les informations obtenues du comité technique SAFEPROCESS de l'IFAC et sont considérés comme « en cours » dans le sens où de nouvelles définitions et des mises à jour sont toujours en cours.

1.2.1. États et signaux

- Défaut : écart non autorisé d'au moins une propriété ou un paramètre caractéristique du système par rapport à l'état acceptable, habituel ou standard.
- Échec : interruption permanente de la capacité d'un système à réaliser une fonction requise dans des conditions de marche spécifiées.
- Dysfonctionnement : irrégularité intermittente dans l'accomplissement de la fonction souhaitée d'un système.
- Erreur : écart entre une valeur mesurée ou calculée d'une variable de sortie et sa valeur réelle ou théoriquement correcte.
- Perturbation : entrée inconnue et incontrôlée agissant sur un système.
- Résiduel : indicateur de défaut basé sur un écart entre les mesures et les calculs basés sur les équations du modèle.
- Symptôme : modification d'une quantité observable par rapport à un comportement normal.

1.2.2. Fonctions

- Détection de défauts : détermination des défauts présents dans un système et le moment de la détection.
- Isolation des défauts : détermination du type, de l'emplacement et du moment de la détection d'un défaut. L'isolation suit la détection de défauts.
- Identification de défauts : détermination de la taille et du comportement variables dans le temps d'un défaut. L'identification fait suite à l'isolation des défauts.
- Diagnostic des défauts : détermination du type, de la taille, de l'emplacement et du moment de la détection d'un défaut. Il s'ensuit que le diagnostic des défauts comprend la détection et l'identification des défauts.
- Surveillance : tâche continue en temps réel consistant à déterminer les conditions d'un système physique en enregistrant des informations, en reconnaissant et en indiquant des anomalies dans le comportement.

– Supervision : surveillance d'un système physique en prenant les mesures appropriées pour maintenir le fonctionnement en cas de défaillance.

1.2.3. Modèles

– Modèles quantitatifs : utilisation des relations statiques et dynamiques entre les variables et les paramètres du système, afin de décrire le comportement de celui-ci en termes mathématiques quantitatifs.

– Modèles qualitatifs : utilisation des relations statiques et dynamiques entre les variables du système, afin de décrire le comportement de celui-ci en termes qualitatifs, tels que les causalités et les règles si-alors.

– Modèle de diagnostic : ensemble de relations statiques ou dynamiques qui relie des variables d'entrée spécifiques, les symptômes, à des variables de sortie spécifiques, les fautes.

– Redondance analytique : utilisation de plusieurs méthodes, non nécessairement identiques, pour déterminer une variable, l'une d'entre elles utilisant un modèle de processus mathématique sous une forme analytique.

1.2.4. Propriétés du système

– Fiabilité : capacité d'un système à remplir une fonction requise dans des conditions données, dans un périmètre donné, pendant une période de temps donnée.

– Sécurité : capacité d'un système à fonctionner sans causer de danger pour les personnes, les équipements ou l'environnement.

– Disponibilité : probabilité qu'un système ou un équipement fonctionne de manière satisfaisante et efficace à tout instant.

1.2.5. Dépendance temporelle des défauts

– Défaut abrupt : défaut modélisé comme une fonction échelon. Il représente un biais dans le signal surveillé.

– Défaut initial : défaut modélisé en utilisant des signaux de rampe. Il représente la dérive du signal surveillé.

– Défaut intermittent : combinaison d'impulsions d'amplitudes différentes.

1.2.6. Terminologie des défauts

– Défaut additif : défaut qui influence une variable par un biais additif. Un tel défaut représente, par exemple, des décalages de capteurs.

– Défaut multiplicatif : défaut qui introduit un biais multiplicatif sur une variable, pouvant par exemple se manifester par des changements de paramètres dans un processus.

I.3. Méthodes de diagnostic des défauts basées sur la redondance analytique

Une approche traditionnelle du diagnostic des défauts est basée sur le matériel informatique et des méthodes de redondance physique, qui utilisent de multiples capteurs, des actionneurs et des composants pour mesurer et contrôler une variable particulière. En général, une technique de vote est appliquée au système matériel redondant pour décider si un défaut s'est produit et localiser son emplacement parmi tous les composants du système redondant. Les principaux problèmes rencontrés avec la redondance matérielle sont les coûts supplémentaires liés à l'équipement et à la maintenance, ainsi que l'espace supplémentaire nécessaire pour accueillir l'équipement (Isermann 1997 ; Isermann et Ballé 1997).

Compte tenu du conflit entre la fiabilité et le coût des ajouts matériels, il reste possible d'utiliser les valeurs mesurées dissemblables pour effectuer des comparaisons croisées entre elles, plutôt que de reproduire chaque matériel individuellement. Cela caractérise la redondance analytique ou redondance fonctionnelle, qui exploite les relations analytiques redondantes entre les différentes variables mesurées du processus surveillé (Patton *et al.* 1989 ; Chen et Patton 1999). La figure I.1 illustre le concept de matériel informatique et de redondance analytique.

Dans le schéma de redondance analytique, la différence résultant de la comparaison de différentes variables est appelée un **résidu** ou un signal de symptôme. Le résidu doit être nul lorsque le système est normal et doit être différent de zéro lorsqu'un défaut est survenu. Cette propriété du résidu est utilisée pour déterminer si des défauts se sont produits (Patton *et al.* 1989 ; Chen et Patton 1999).

La vérification de la cohérence dans la redondance analytique est normalement réalisée par une comparaison entre un signal mesuré et des valeurs estimées. L'estimation est générée par un modèle mathématique du système considéré. La comparaison est effectuée en utilisant les quantités résiduelles qui sont calculées comme des différences entre les signaux mesurés et les signaux correspondants générés par le modèle mathématique (Patton *et al.* 1989 ; Chen et Patton 1999).

En pratique, la méthode de diagnostic la plus fréquemment utilisée consiste à surveiller le niveau (ou la tendance) du résidu et à prendre des mesures lorsque le signal atteint un seuil donné. Cette méthode d'analyse géométrique, bien que simple à mettre en œuvre, présente quelques inconvénients. Le plus important étant que, en présence de bruit, de variations d'entrée et de changement de point de fonctionnement du processus surveillé, de fausses alarmes sont possibles.

Le principal avantage de l'approche basée sur le modèle est qu'aucun composant matériel supplémentaire n'est nécessaire pour mettre en œuvre un algorithme FDI ainsi que FTC. Un algorithme FDI basé sur des modèles peut être mis en œuvre *via*

un logiciel sur un ordinateur de contrôle du processus. Dans de nombreux cas, les mesures nécessaires pour contrôler le processus sont également suffisantes pour l'algorithme FDI, de sorte qu'il n'est pas nécessaire d'installer des capteurs supplémentaires (Patton *et al.* 1989 ; Basseville et Nikiforov 1993 ; Chen et Patton 1999).

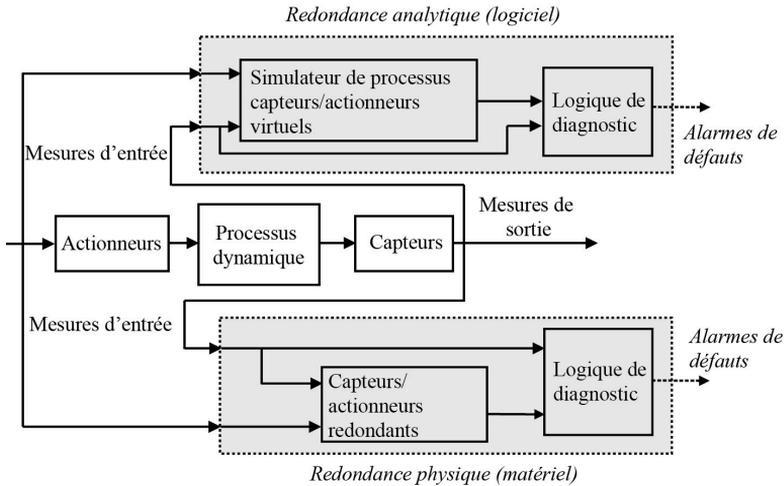


Figure I.1. Comparaison entre les schémas de redondance physique et analytique

La redondance analytique utilise un modèle mathématique du système étudié, c'est pourquoi on l'appelle souvent **approche basée sur le modèle** pour le diagnostic des défauts.

I.4. Diagnostic de défauts basé sur un modèle

Le principe du diagnostic de défauts basé sur des modèles décrit par la figure I.2 permet de détecter les défauts dans le processus technique, y compris les actionneurs, les composants et les capteurs, en mesurant les variables d'entrée et de sortie disponibles $u(t)$ et $y(t)$.

Les méthodes de FDI basées sur un modèle de processus décrites par Patton *et al.* (1989, 2000), Basseville et Nikiforov (1993), Gertler (1998) et Chen et Patton (1999) comprennent les étapes suivantes :

- 1) observation des sorties (*Output Observers*, estimateurs, filtres) ;
- 2) équations de parité ;
- 3) identification et estimation des paramètres.

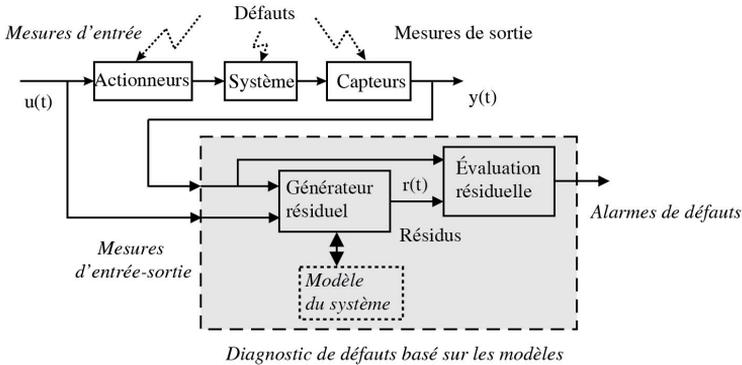


Figure I.2. Schéma pour le diagnostic de défauts basé sur un modèle

Ces méthodes génèrent des résidus pour les variables de sortie avec des modèles paramétriques fixes (étape 1), des modèles paramétriques ou non paramétriques fixes (étape 2) et des modèles adaptatifs non paramétriques ou paramétriques (étape 3).

Un aspect important de ces méthodes est le type de défaut à détecter. Comme nous venons de l'indiquer, on peut distinguer les défauts additifs, qui influencent les variables du processus par sommation, et les défauts multiplicatifs, qui sont des produits des variables du processus. Les méthodes de base donnent des résultats différents, selon le type de défaut.

Si seuls les signaux de sortie $y(t)$ peuvent être mesurés, des méthodes basées sur des modèles de signaux peuvent être appliquées. Par exemple, il est possible de détecter des vibrations liées à des machines tournantes ou à des circuits électriques. Les méthodes typiques de détection de défauts basées sur un modèle de signal sont les suivantes :

- filtres passe-bande ;
- analyse spectrale (FFT) ;
- estimation d'entropie maximale.

Les grandeurs ou les caractéristiques issues des méthodes de détection des défauts présentent un comportement stochastique avec des valeurs moyennes et des variances. Les écarts par rapport au comportement normal doivent alors être détectés par des méthodes de détection des changements (analyse résiduelle, figure I.2), telles que :

- estimation de moyenne et variance ;
- test de rapport de vraisemblance, décision de Bayes ;
- *Run-sum test*.

I.5. Incertitude du modèle et détection des défauts

Les FDI basées sur des modèles font appel à des modèles mathématiques du système. Cependant, un modèle mathématique parfaitement précis d'un système physique n'est pas possible. En général, les paramètres du système peuvent varier dans le temps, et les caractéristiques des perturbations et des bruits sont inconnues, de sorte qu'elles ne peuvent pas être modélisées avec précision. Par conséquent, il y a toujours un décalage entre le processus réel et son modèle mathématique, même en l'absence de défauts. De telles divergences causent des difficultés dans les applications FDI, en particulier parce qu'elles constituent des sources de fausses alarmes et d'alarmes manquées. Ainsi, l'effet des incertitudes, des perturbations et du bruit de la modélisation est le point le plus crucial du concept de FDI basé sur un modèle, et la solution à ce problème est la clé de son applicabilité pratique (Chen et Patton 1999).

Pour surmonter ces problèmes, un schéma de FDI basé sur un modèle doit être insensible à l'incertitude de la modélisation. Parfois, une réduction de la sensibilité à l'incertitude de la modélisation ne résout pas le problème, car la réduction de la sensibilité peut être associée à une réduction de la sensibilité aux défauts (Gertler 1998 ; Chen et Patton 1999). Une formulation plus significative du problème de la FDI consiste à augmenter l'insensibilité à l'incertitude de modélisation, afin de favoriser la sensibilité aux défauts.

Les difficultés introduites par les incertitudes, les perturbations et les bruits du modèle dans les FDI basés sur le modèle ont été largement prises en compte au cours des dix dernières années par le monde académique et l'industrie (Gertler 1998). Un certain nombre de méthodes ont été proposées pour résoudre ce problème, comme l'observateur d'entrée inconnue ou *Unknown Input Observer* (UIO), l'affectation de valeurs propres et les méthodes de relation de parité.

Une tâche importante de la FDI basée sur un modèle est de pouvoir diagnostiquer les défauts naissants dans un système. En comparaison avec les défauts abrupts, les défauts naissants peuvent avoir un faible effet sur les résidus et peuvent être cachés par des perturbations. D'autre part, les défauts durs peuvent être détectés plus facilement, car leurs effets sont généralement plus importants que les incertitudes de modélisation et un simple seuil fixe est généralement suffisant pour diagnostiquer leur apparition par analyse résiduelle.

La présence de défauts naissants ne dégrade pas nécessairement les performances du système, mais peut indiquer que le composant doit être remplacé avant que la probabilité de dysfonctionnements plus graves n'augmente. La détection et le diagnostic réussis des défauts naissants peuvent donc être considérés comme un défi de la conception et de l'évaluation des algorithmes FDI.

I.6. Diagnostic robuste des défauts

Dans le contexte du contrôle automatique, le terme de « robustesse » est utilisé pour décrire l'insensibilité ou l'invariance des performances des systèmes de commande par rapport aux perturbations, aux inadéquations modèle-système ou aux variations de paramètres. Les schémas de diagnostic de défauts, d'autre part, doivent, bien sûr, être robustes aux perturbations mentionnées, mais, contrairement aux systèmes de contrôle automatique, ne se doivent pas d'être robustes aux défauts réels. Au contraire, tout en générant de la robustesse aux perturbations, le concepteur doit maintenir, voire améliorer, la sensibilité des schémas de diagnostic aux défauts. En outre, la robustesse ainsi que les propriétés de sensibilité doivent rester indépendantes des défauts et des perturbations particulières. Généralement, la problématique de FDI robuste consiste en tâches de génération robuste de résidus puis d'évaluation robuste de résidus.

Dans de nombreux cas, les perturbations et les inadéquations modèle-système auxquelles la robustesse doit remédier sont dues à l'utilisation de modèles linéaires pour décrire le comportement dynamique de processus non linéaires. C'est pourquoi les erreurs de modélisation peuvent être évitées dès le début, en se concentrant sur les méthodes de génération de résidus robustes qui utilisent des modèles de processus linéaires et non linéaires. Cela permet de simplifier le problème de l'évaluation des résidus sans réduire la sensibilité aux défauts réels.

Des outils efficaces pour la génération de résidus robustes et même le découplage complet des perturbations externes et des paramètres inconnus du système peuvent être fournis, par exemple, par les UIO, qui sont introduits et appliqués aux processus industriels. Il est démontré que la solution proposée au problème de découplage des perturbations fournit également la solution aux problèmes de détection et d'isolation des défauts.

D'autre part, de nombreux processus dynamiques ne peuvent être décrits efficacement qu'à l'aide de modèles mathématiques non linéaires. Cependant, la plupart des techniques FDI existantes basées sur des observateurs sont limitées à l'utilisation de modèles de processus linéaires. Les méthodes que l'on peut trouver dans la littérature sont basées sur l'hypothèse que le système supervisé reste, en fonctionnement normal, dans un voisinage d'un certain point de fonctionnement connu (Chen et Patton 1999 ; Patton *et al.* 2000).

Il est clair que, comme presque tous les systèmes de processus sont non linéaires, les erreurs de modélisation réduisent presque toujours la précision du modèle linéaire et, par conséquent, les performances de l'algorithme FDI sont compromises. Diverses méthodes pour générer la robustesse à la linéarisation ont été proposées dans la littérature et le lecteur est invité à se référer à (Patton *et al.* 2000, chapitre 7) pour un traitement complet de ce sujet.

Ce livre fait également le point sur l'état de l'art des méthodes de robustesse et présente quelques idées importantes concernant le développement de l'utilisation de modèles et de prédicteurs non linéaires pour les FDI. Par exemple, les approches basées sur des observateurs pour la robustesse des FDI et des FTC pour les systèmes dynamiques sont examinées plus en détail. Les approches disponibles basées sur des modèles sont généralisées, et donc étendues à une classe plus large de systèmes dynamiques.

Pour permettre l'application de concepts robustes de FDI, les perturbations et les incertitudes des paramètres des systèmes surveillés ainsi que les défauts sont modélisés sous la forme de signaux d'entrée inconnus. Il est démontré que, si certaines conditions sont remplies, un découplage complet du résidu des perturbations, ainsi que des incertitudes des paramètres du modèle de processus, peut être réalisé, alors que la sensibilité du résidu aux défauts est maintenue. Comme les défauts sont également modélisés sous la forme de signaux externes, cette méthode fournit des outils supplémentaires pour l'isolation des défauts. L'isolation des défauts exige le découplage des effets des différents défauts du résidu (Chen et Patton 1999), ce qui permet de décider quels défauts sont réellement produits parmi un ensemble donné de défauts possibles.

Ces propriétés résiduelles doivent être totalement indépendantes de la magnitude ou de la fréquence des entrées inconnues et des défauts. Cela est crucial dans les cas où aucune connaissance *a priori* sur ces propriétés n'est disponible. Pour les systèmes où le découplage complet des entrées inconnues restantes ou des défauts du résidu s'avère impossible, une méthode de sélection de seuil, employant des méthodes d'analyse fonctionnelle et des normes de vecteur et d'opérateur appropriées, peut être exploitée. Cette technique fournit un outil pour l'évaluation robuste des résidus, qui ont été générés par les UIO. En utilisant les mêmes méthodes d'analyse fonctionnelle que celles employées pour la sélection des seuils, on peut définir un indice de performance qui permet d'évaluer les performances et, dans une certaine mesure, de concevoir un générateur résiduel optimal (Patton *et al.* 2000).

I.7. Approches fondées sur des données pour des FDI robustes

Dans les sections précédentes, nous avons vu que les méthodes FDI basées sur un modèle nécessitent formellement un modèle mathématique de haute précision du système surveillé. Plus le modèle est performant en tant que représentation du comportement dynamique du système, meilleures seront les performances des FDI. Il est difficile de développer un modèle très précis d'un système complexe et, par conséquent, la question intéressante est la suivante : « Quel est un modèle raisonnable pour permettre de garantir de bonnes performances en matière de FDI ? »

Il serait attrayant de développer une technique FDI robuste, insensible à l'incertitude de la modélisation, c'est-à-dire telle qu'un modèle mathématique très précis

ne soit plus nécessaire. Cependant, afin de concevoir un schéma FDI robuste, nous devons disposer d'une description (c'est-à-dire de certaines informations) de l'incertitude : par exemple, sa matrice de distribution et la largeur de bande spectrale, et ainsi de suite. En outre, une telle description devrait fournir une aide pour une conception robuste des FDI, c'est-à-dire qu'elle peut être traitée de manière systématique. Ce livre montre comment une description typique de l'incertitude utilise le concept d'« entrées inconnues » agissant sur un modèle linéaire nominal du système. Ces perturbations inconnues sont des incertitudes agissant sur le système, mais les matrices de distribution des perturbations sont supposées être connues puisqu'elles peuvent être estimées par des schémas d'identification.

Il est clair que les perturbations et les défauts agissent sur le système de la même manière, et donc nous ne pouvons pas facilement discriminer entre ces signaux d'excitation, à moins de connaître la structure de la matrice de distribution des perturbations. Une fois que la matrice de distribution des perturbations est connue, nous pouvons générer le résidu avec la propriété de découplage des perturbations (robustesse), c'est-à-dire que le résidu est découplé de la perturbation (incertitude). Le résidu robuste peut alors être utilisé pour obtenir des FDI et des FTC fiables.

Les théories qui sous-tendent les approches robustes des FDI ont été très bien développées, mais, pour les applications réelles, les problèmes suivants restent non résolus :

- l'estimation du modèle fiable pour le processus surveillé ;
- la précision de modélisation de l'incertitude réelle au moyen de termes de perturbation identifiés lorsqu'aucune connaissance de l'incertitude n'est disponible ;
- l'estimation des termes de perturbation et la structure des matrices de distribution.

Ce livre aborde ces problèmes non résolus. Des simulations et des exemples réels sont donnés pour tester certains des résultats théoriques. Ces problèmes doivent être résolus, sinon le domaine d'application de l'approche de découplage des perturbations pour une FDI robuste est très limité. En fait, peu de chercheurs et de contributions ont présenté les résultats de l'application du diagnostic robuste des défauts à des processus réels.

Comme mentionné plus haut, une exigence principale pour les approches basées sur le modèle et le découplage des perturbations pour une FDI robuste est que le modèle du système et les matrices de distribution des perturbations doivent être connus. Il est intéressant de noter que, dans le cadre de la recherche internationale sur ce sujet, peu de tentatives ont été faites pour aborder le problème par le biais de l'approche d'identification. Ce manque d'information a entravé l'application de la FDI robuste

dans les systèmes d'ingénierie réels. Par conséquent, nous présentons les développements de la recherche entourant l'estimation conjointe des matrices du système et des perturbations, afin de résoudre le problème du diagnostic robuste des défauts.

En ce qui concerne les schémas basés sur les données, développés et exploités tout au long du livre, il est possible d'estimer les paramètres par les méthodes dites d'**erreurs dans les variables**, lorsque toutes les variables observées d'un processus dynamique sont affectées par des incertitudes. D'autre part, les méthodes d'**erreur d'équation** peuvent être développées dans le cas de variables du système connues exactement (Simani *et al.* 2000). Il est intéressant de noter qu'une attention moindre a été accordée aux schémas d'erreurs dans les variables.

Sous ces considérations, ce livre présente les résultats robustes de la FDI concernant la description des plantes surveillées au moyen de modèles identifiés d'erreur d'équation et d'erreur dans les variables en présence d'incertitudes variables. De plus, pour les exemples présentés, les estimations obtenues par les approches proposées, basées sur les données et les estimations des paramètres, seront calculées et comparées.

1.8. Méthodes axées sur les données pour le diagnostic des défauts

Si plusieurs symptômes évoluent différemment pour certains défauts, un premier moyen de les déterminer est d'utiliser des méthodes de classification qui indiquent les changements de vecteurs de symptômes.

Voici quelques méthodes de classification (Patton *et al.* 1989 ; Basseville et Nikiforov 1993 ; Babuška 1998 ; Gertler 1998 ; Chen et Patton 1999) :

- distance géométrique et méthodes probabilistes ;
- réseaux neuronaux artificiels ;
- classification floue.

Lorsque davantage d'informations sur les relations entre les symptômes et les défauts sont disponibles sous la forme de modèles de diagnostic, des méthodes de raisonnement peuvent être appliquées. Les modèles de diagnostic existent alors sous la forme de causalités symptôme-défaut, par exemple sous la forme d'arbres symptôme-défaut. Les causalités peuvent être exprimées sous forme de règles si-alors. Ensuite, les symptômes analytiques et heuristiques (provenant des opérateurs) peuvent être traités. En considérant ces symptômes comme des faits vagues, les descriptions probabilistes ou d'ensembles flous conduisent à une représentation unifiée des symptômes. En utilisant le raisonnement en amont et en aval, les probabilités ou les possibilités de défauts sont obtenues à la suite du diagnostic. Les méthodes typiques de raisonnement approximatif sont les suivantes (Basseville et Nikiforov 1993 ; Chen et Patton 1999) :

- raisonnement probabiliste ;
- raisonnement possibiliste avec la logique floue ;
- raisonnement avec réseaux de neurones artificiels.

Ce très bref examen montre que de nombreuses méthodes différentes ont été développées au cours des trente dernières années. Il est également clair que de nombreuses combinaisons de ces méthodes sont possibles.

Sur la base de différentes contributions au cours des trente dernières années, on peut affirmer que l'estimation des paramètres et les méthodes basées sur des observateurs sont les techniques les plus fréquemment appliquées pour la détection des défauts, en particulier pour la détection des défauts de capteurs et de processus. Néanmoins, l'importance des méthodes combinées et basées sur les réseaux de neurones pour la détection de défauts ne cesse de croître. Dans la plupart des applications, la détection des défauts s'appuie sur une simple logique de seuil ou un test d'hypothèse. L'isolation des défauts est souvent réalisée à l'aide de méthodes de classification. Pour cette tâche, les réseaux de neurones sont de plus en plus utilisés.

Le nombre d'applications utilisant des modèles non linéaires est en augmentation, alors que la tendance à utiliser des modèles linéarisés diminue. Il semble que les méthodes analytiques basées sur la redondance trouvent leurs meilleurs domaines d'application dans les systèmes mécaniques où les modèles des processus sont relativement précis. La plupart des processus non linéaires étudiés appartiennent au groupe des processus thermiques et de dynamique des fluides. Le domaine des applications aux processus chimiques est peu développé, mais le nombre d'applications est en augmentation. Le processus linéaire le plus étudié est le moteur à courant continu. En général, la tendance est de passer des applications aux processus liés à la sécurité avec de nombreuses mesures, comme dans les réacteurs nucléaires ou les systèmes aérospatiaux, vers des applications aux processus techniques courants avec seulement quelques capteurs. Pour le diagnostic, les méthodes de classification et de raisonnement basé sur des règles sont les plus importantes, et l'utilisation de la classification par réseaux de neurones, ainsi que du raisonnement basé sur la logique floue, se développe.

I.9. Rapport d'application de la FDI

En raison des nombreuses publications et du nombre croissant d'applications (congrès de l'IFAC et symposiums de l'IFAC SAFEPROCESS) entre 1991 et 2018, il est intéressant de montrer certaines tendances (Patton *et al.* 1989 ; Basseville et Nikiforov 1993 ; Gertler 1998 ; Chen et Patton 1999 ; Frank *et al.* 2000). C'est pourquoi une étude documentaire est brièvement présentée ci-après. La répartition des contributions par types d'applications apparaît dans le tableau I.1. Le type de

défauts considérés est distingué selon le tableau I.2. Parmi toutes les contributions, les méthodes de détection des défauts ont été classées comme dans le tableau I.3. Les méthodes de détection des changements et de classification des défauts sont indiquées dans le tableau I.4. Les stratégies de raisonnement pour le diagnostic des défauts sont présentées dans le tableau I.5. Enfin, les applications sont rapportées par le tableau I.6. L'évaluation s'est limitée à la détection et au diagnostic des défauts (*Fault Detection and Diagnostics*, FDD) dans les processus de laboratoire, pilotes et industriels.

Application	Nombre de contributions
Simulation de processus réels	105
Processus pilotes à grande échelle	94
Procédés de laboratoire à petite échelle	68
Processus industriels à grande échelle	98

Tableau I.1. Applications des FDI et nombre de contributions

Type de défaut	Nombre de contributions
Défauts de capteur	129
Défauts d'actionneur	111
Défauts de processus	123
Défauts de boucle de contrôle ou de contrôleur	48

Tableau I.2. Types de défaut et nombre de contributions

Type de méthode	Nombre de contributions
Observateur	123
Espace de parité	74
Estimation de paramètres	101
Analyse spectrale de fréquence	57
Réseaux de neurones	79

Tableau I.3. Méthodes de FDI et nombre de contributions

Méthode d'évaluation	Nombre de contributions
Réseaux de neurones	89
Logique floue	65
Classification bayésienne	54
Test d'hypothèse	48

Tableau I.4. Méthodes d'évaluation résiduelle et nombre de contributions

Stratégie de raisonnement	Nombre de contributions
Basé sur règles	40
Graphique orienté par signe	33
Arbre des symptômes de défaillance	32
Logique floue	66

Tableau I.5. *Stratégies de raisonnement et nombre de contributions*

FDD	Nombre de contributions
Procédés de broyage et de fraisage	91
Centrales électriques et procédés thermiques	106
Processus de dynamique des fluides	67
Moteur à combustion et turbines	96
Automobile	68
Pendule inversé	63
Divers	102
Moteurs à courant continu	121
Réacteur à cuve agitée	77
Systèmes de navigation	75
Processus nucléaire	50

Tableau I.6. *Applications de la détection de défauts basée sur des modèles*

Le tableau I.6 montre que, parmi les processus mécaniques et électriques, les applications des moteurs à courant continu sont les plus étudiées. L'estimation des paramètres et les méthodes basées sur des observateurs sont majoritairement appliquées à ce type de processus, suivies par l'espace de parité et les méthodes combinées. Les processus thermiques et chimiques sont étudiés moins fréquemment.

Le tableau I.3 montre que l'estimation des paramètres et les méthodes basées sur des observateurs sont utilisées dans près de 70 % de toutes les applications considérées. Les réseaux de neurones, l'espace de parité et les méthodes combinées sont appliqués nettement moins souvent.

Plus de 50 % des défauts de capteurs sont détectés à l'aide de méthodes basées sur l'observation, tandis que l'estimation des paramètres, l'espace de parité et les méthodes combinées jouent un rôle moins important. Pour la détection des défauts des actionneurs, les méthodes basées sur l'observation sont les plus utilisées, suivies par l'estimation des paramètres et les méthodes de réseaux de neurones.

L'espace de parité et les méthodes combinées sont rarement appliqués. En général, il y a moins d'applications pour les défauts d'actionneurs que pour les défauts de capteurs ou de processus. La détection des défauts de processus est principalement

réalisée à l'aide de méthodes d'estimation des paramètres. Près de 50 % de toutes les applications considérées utilisent des méthodes basées sur l'estimation des paramètres pour la détection des défauts de processus. Les méthodes basées sur les observateurs, l'espace de parité et les réseaux de neurones sont moins souvent utilisées pour cette catégorie de défauts.

Parmi tous les processus décrits, les modèles linéaires ont été utilisés beaucoup plus que les modèles non linéaires. Dans les processus avec des modèles non linéaires, les méthodes basées sur l'observation sont principalement appliquées, mais les équations de parité et les réseaux de neurones jouent également un rôle important. Dans les processus avec des modèles linéaires ou linéarisés, l'estimation des paramètres et les méthodes basées sur l'observation sont principalement utilisées. Les espaces de parité et les méthodes combinées sont également utilisés dans plusieurs applications, mais dans une moindre mesure que les méthodes basées sur l'observation et l'estimation des paramètres.

Quant au système considéré, le nombre d'applications de processus non linéaires utilisant des modèles non linéaires est en diminution. Pour les processus linéaires, aucun changement significatif ne peut être constaté. Les applications des méthodes de détection de défauts pour les processus non linéaires utilisent principalement des observateurs et des estimations de paramètres, davantage que des méthodes d'espace de parité. De même, l'utilisation de réseaux de neurones et de combinaisons est importante.

En ce qui concerne les méthodes de diagnostic des défauts, ces dernières années, les approches de classification, notamment par les réseaux de neurones et la logique floue, n'ont cessé de se développer. De même, les méthodes de raisonnement à base de règles sont de plus en plus utilisées pour le diagnostic des défauts. On peut citer une application croissante du raisonnement à base de règles floues. Les applications utilisant des réseaux de neurones pour la classification sont en augmentation et les tendances sont analogues au nombre croissant d'études de processus non linéaires. Néanmoins, la classification des résidus générés semble rester le domaine d'application le plus important des réseaux neuronaux.

I.10. De la FDI à la FTC

Une conception classique de la commande à rétroaction pour les systèmes complexes peut donner lieu à des performances insatisfaisantes en cas de dysfonctionnement des capteurs d'entrée-sortie, des actionneurs et des composants du système. Un système de commande en boucle fermée tolérant aux fautes est très intéressant, car il peut tolérer les fautes tout en maintenant des performances souhaitables.

L'approche conventionnelle de la conception d'un FTC comprend différentes étapes et des modules distincts : modélisation ou identification du système contrôlé,

conception du contrôleur, schéma FDI et méthode de reconfiguration du système de contrôle. L'identification et la conception du contrôleur peuvent être réalisées séparément ou en utilisant des méthodes combinées. Ainsi, la FDI et le contrôleur sont liés par le module de reconfiguration. Le problème fondamental d'un tel système réside dans l'étape d'identification, dans la conception indépendante des modules de contrôle et de FDI. Les interactions significatives qui se produisent entre ces modules ne peuvent être négligées. Il est donc nécessaire de mener une étude de recherche sur les interactions entre l'identification du système, la conception du contrôle, l'étape de la FDI et la stratégie de conception d'un FTC.

L'identification de défauts est la plus importante de toutes les tâches de diagnostic des défauts. Lorsqu'un défaut est estimé, la détection et l'isolation peuvent être facilement réalisées, puisque la nature du défaut peut améliorer le processus de diagnostic. Cependant, le problème de l'identification des défauts lui-même n'a pas fait l'objet d'une attention suffisante dans la recherche.

La plupart des techniques de diagnostic des défauts, telles que l'identification des paramètres, l'espace de parité et les méthodes basées sur des observateurs, ne peuvent pas être utilisées directement pour identifier les défauts des capteurs et des actionneurs. Très peu de recherches ont été menées pour surmonter le problème de l'identification des défauts.

Le filtre de Kalman pour le test statistique et l'identification des défauts a été proposé par Chen et Patton (1999). Cependant, les méthodes de test statistique peuvent imposer une forte demande de calcul. Un schéma d'identification de défaut résolvant un problème d'inversion de système a été proposé par Chen et Patton (1999), Simani *et al.* (2003) et Simani et Farsoni (2018).

Dans le schéma, illustré dans la figure I.3, l'identification des défauts est effectuée en estimant la relation non linéaire entre les résidus et les magnitudes des défauts. Cela est possible, car les résidus robustes ne doivent contenir que des informations sur les défauts.

Une telle approximation et estimation de la fonction non linéaire peut être réalisée en utilisant des systèmes flous, des réseaux de neurones ou une inversion de la matrice de transfert entre les résidus et les défauts (Simani et Farsoni 2018 ; Simani *et al.* 2003). La tâche principale de la détection de défauts basée sur un modèle est la génération de résidus. La plupart des techniques de génération de résidus sont basées sur des modèles de systèmes linéaires. Pour les systèmes non linéaires, l'approche traditionnelle consiste à linéariser le modèle autour du point de fonctionnement du système. Cependant, pour les systèmes à forte non-linéarité et à large plage de fonctionnement dynamique, l'approche linéarisée ne donne pas de résultats satisfaisants.

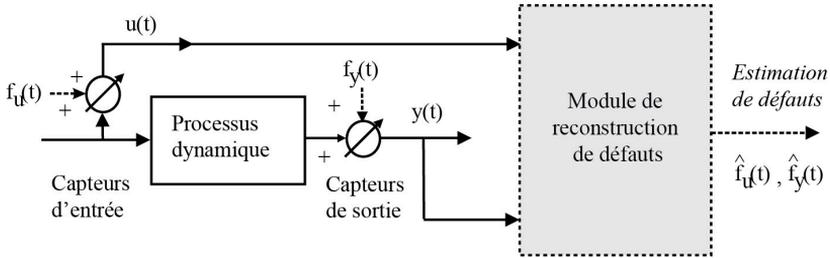


Figure I.3. Schéma d'estimation des défauts FTC

Une solution consiste à utiliser un grand nombre de modèles linéarisés correspondant à une gamme de points de fonctionnement. Cela signifie qu'un grand nombre de schémas de FDI correspondant chacun à des points de fonctionnement est nécessaire. Il est donc important d'étudier les techniques de génération de résidus qui s'attaquent directement aux systèmes dynamiques non linéaires. Il existe quelques études de recherche sur la génération de résidus de systèmes dynamiques non linéaires, par exemple en utilisant des observateurs non linéaires (Chen et Patton 1999 ; De Persis et Isidori 2001). Il y a eu quelques tentatives d'utiliser des observateurs non linéaires pour résoudre des problèmes de FDI à système non linéaire (Chen et Patton 1999 ; De Persis et Isidori 2001), par exemple les UIO non linéaires, y compris les observateurs adaptatifs et les observateurs à mode glissant. Si la classe de non-linéarités peut être restreinte, des observateurs pour les systèmes bilinéaires ont également été proposés (Chen et Patton 1999).

D'autre part, les modèles analytiques sur lesquels se basent les approches d'observateurs non linéaires ne sont pas faciles à obtenir dans la pratique. Parfois, il est impossible de modéliser le système à l'aide d'un modèle mathématique explicite. Pour surmonter ce problème, il est souhaitable de trouver un modèle approximatif universel qui puisse être utilisé pour représenter le système réel avec un degré de précision donné. Différentes approches ont été proposées et sont actuellement à l'étude : réseaux de neurones, modèles flous et modèles hybrides.

Comme montré par Simani *et al.* (2003) et Simani et Farsoni (2018), les systèmes flous et les réseaux de neurones constituent un outil puissant pour traiter les problèmes non linéaires. L'un des principaux avantages des réseaux de neurones est leur capacité à mettre en œuvre des transformations non linéaires pour les problèmes d'approximation fonctionnelle. Par conséquent, les réseaux de neurones peuvent être utilisés de différentes manières pour résoudre les problèmes de diagnostic de systèmes dynamiques non linéaires. Dans les publications existantes, les réseaux de neurones ont été principalement exploités comme un classificateur de défauts avec des processus en régime permanent, comme un générateur de résidus et pour la modélisation de systèmes dynamiques non linéaires à des fins de FDI (Chen et Patton 1999).

Les modèles flous peuvent être utilisés à la fois comme un classificateur résiduel et comme un modèle paramétrique de système non linéaire (Chen et Patton 1999). Dans le second cas, l'idée principale est de construire un schéma FDI basé sur des observateurs flous. Les sorties et les résidus estimés sont calculés par fusion floue des sorties et des résidus de l'observateur local. Le principal problème de cette approche concerne la stabilité de l'observateur global. Une méthode d'inégalité matricielle linéaire a été proposée par Chen et Patton (1999) en utilisant le théorème de Lyapunov, mais cette solution peut être assez conservatrice.

Les modèles hybrides peuvent décrire le comportement de tout processus dynamique non linéaire, s'ils consistent en une composition de plusieurs modèles affines locaux, sélectionnés en fonction des conditions de fonctionnement du processus (Chen et Patton 1999 ; Simani *et al.* 2003). Au lieu d'exploiter des modèles non linéaires compliqués obtenus par des techniques de modélisation, il est possible de décrire le système par une collection de modèles affines. Un tel système composé nécessite l'identification des modèles locaux à partir de données. Plusieurs travaux (Chen et Patton 1999 ; Simani *et al.* 2003) ont abordé une méthode pour l'identification et la sélection optimale des modèles affines locaux, à partir d'une séquence de mesures bruitées acquises du processus. L'application de ces résultats au diagnostic de défauts à base de modèles pour les systèmes critiques de sécurité est un autre domaine de recherche digne d'être mentionné.

I.11. Structure de l'ouvrage

Pour détecter et isoler les défauts dans un système dynamique, sur la base de l'utilisation d'un modèle analytique, un signal résiduel doit être utilisé. Celui-ci est dérivé d'une comparaison entre les mesures réelles et les estimations relatives (générées par le modèle). Le problème de l'incertitude de modélisation peut être abordé en concevant des schémas FDI et FTC, dont les résidus sont insensibles aux incertitudes mais sensibles aux défauts. D'autre part, un modèle avec une précision satisfaisante peut être estimé en utilisant des procédures d'identification (Norton 1986 ; Söderström et Stoica 1987 ; Ljung 1999).

L'objectif de la conception des schémas FDI et FTC est de réduire les effets des incertitudes sur les résidus et de renforcer les effets des défauts agissant sur les résidus. L'objectif principal de cet ouvrage est de développer un générateur de résidus pour le diagnostic de défauts basé sur un modèle et de concevoir une stratégie efficace de FTC pour un processus dynamique au moyen de signaux d'entrée et de sortie. Un modèle précis du processus étudié sera estimé à l'aide de procédures d'identification à partir de données affectées par des bruits et acquises à partir d'installations simulées et/ou réelles. Le livre se compose d'une introduction et de six chapitres dans le volume 1 et de huit chapitres dans le volume 2. Les principales contributions sont résumées comme suit.

L'introduction fournit un bref aperçu et une discussion critique de l'état de l'art de la littérature la plus récente de 2015 à 2020, introduisant ainsi le domaine de la détection des fautes, du diagnostic des fautes et des systèmes tolérants aux fautes avec des méthodes qui ont prouvé leur importance dans les applications pratiques.

Le chapitre 1 aborde la modélisation mathématique et la description des fautes les plus couramment exploitées pour fournir une description correcte du processus sous diagnostic, en relation avec la stratégie proposée pour le diagnostic et les conceptions FTC.

En tenant compte de ces aspects, le chapitre 2 est axé sur les questions d'analyse structurelle. En particulier, ce chapitre traite de l'outil standard utilisé pour identifier les sous-modèles qui peuvent être utilisés pour concevoir des modules de diagnostic basés sur des modèles et sur des données. Les approches structurelles opèrent généralement sur des modèles décrits par un ensemble d'équations, qui peuvent également être obtenues à partir d'approches sans modèle.

En ce qui concerne les FDI, le chapitre 3 examine les méthodes basées sur les ensembles. Les approches de l'appartenance à un ensemble et de l'observateur d'intervalle sont présentées pour traiter le problème de la robustesse dans la détection des défauts. Les conditions de conception pour garantir la robustesse, et en même temps la sensibilité aux défauts, sont présentées. Ensuite, l'extension à l'isolation des défauts en utilisant des schémas d'observateurs à entrée inconnue est décrite.

Le chapitre 4 décrit les méthodes stochastiques de FDI. En particulier, le chapitre révisé les méthodes existantes pour les FDI en utilisant la modélisation stochastique de l'incertitude, exploitant à la fois des modèles et des données.

Comme alternative aux approches analytiques, le chapitre 5 propose des schémas basés sur les données. Ce chapitre est donc consacré au problème de la détection de défauts dans les systèmes techniques décrits par des modèles dynamiques non linéaires contenant des non-linéarités non lisses. Les approches dites « sans modèle » ou « pilotées par les données » peuvent être exploitées pour résoudre les problèmes FTD et FTC considérés. La caractéristique de cette méthode est que les paramètres du système considéré peuvent être inconnus.

Parmi les solutions basées sur les données, le chapitre 6 examine l'approche de l'intelligence artificielle (IA) pour le diagnostic des défauts. Après avoir passé en revue l'évolution des méthodes de diagnostic des défauts dans le domaine de l'IA, le chapitre se concentre sur l'approche basée sur les modèles, ancrée dans la théorie logique du diagnostic.

En ce qui concerne les approches analytiques, le chapitre 1 du volume 2 propose le développement de méthodes non linéaires. Ce chapitre passe en revue les principales

approches de diagnostic de défauts à base de modèles et de tolérance aux défauts pour les systèmes non linéaires. Certains schémas étendant les méthodes de diagnostic bien connues pour les systèmes linéaires au cas non linéaire sont considérés. La robustesse de ces schémas en présence d'incertitude est discutée. Les similitudes entre les approches considérées sont également soulignées.

En référence au volume 2, le problème de la FTC est abordé. En particulier, le chapitre 2 du volume 2 considère l'utilisation de méthodes linéaires à paramètres variables (LPV). En particulier, ce chapitre considère la FDI et la FTC pour les systèmes LPV à descripteurs avec des variables de décision non mesurables en cas de défauts et de perturbations des actionneurs.

Une approche différente est envisagée dans le chapitre 3 du volume 2, où les méthodes floues de Takagi-Sugeno et les méthodes de réseaux de neurones pour la FDI et la FTC sont révisées. Après avoir introduit les différents types de modèles, leur application au diagnostic et à l'estimation des défauts est présentée, pour être ensuite étendue à la FTC est ensuite décrite.

Le chapitre 4 du volume 2 présente les techniques de commande prédictive de modèle, ou *Maintenance Planning and Control* (MPC), pour traiter la robustesse et la non-linéarité. À cette fin, l'utilisation de réseaux de neurones est envisagée.

Le chapitre 5 du volume 2 étudie les méthodes non linéaires pour la FTC. Ce chapitre présente une méthodologie de détection, d'isolation et de prise en compte des défauts dans une classe de systèmes dynamiques non linéaires. Sur la base des informations sur les défauts obtenues par la procédure de diagnostic des défauts, un composant FTC est ici conçu pour compenser les effets des défauts.

Le chapitre 6 du volume 2 propose le développement de capteurs et d'actionneurs virtuels. Le problème de la FTC pour les processus dynamiques est considéré en utilisant des approches de capteurs/actionneurs virtuels pour traiter les défauts de capteurs et d'actionneurs. Ce chapitre présente également l'extension aux systèmes LPV en utilisant l'approche *Linear Matrix Inequality* (LMI).

Enfin, les chapitres 7 et 8 du volume 2 complètent l'ouvrage en présentant des remarques finales et des pistes de recherche ouvertes.

En particulier, le chapitre 7 du volume 2 résume les principaux résultats de l'ouvrage en mettant en évidence les principales caractéristiques des solutions proposées en matière de diagnostic et de tolérance aux pannes, lorsque celles-ci sont appliquées à des systèmes critiques pour la sécurité.

Enfin, le chapitre 8 du volume 2 analyse certaines perspectives dans le domaine du diagnostic et de la FTC en explorant les problèmes ouverts et les questions futures qui

pourraient nécessiter une étude plus approfondie. Les futures directions de recherche possibles sont également exposées.

Par conséquent, le livre passe en revue l'état de l'art de la FDI et de la FTC basées sur des données et des modèles. Les problèmes de FDI et de FTC sont formalisés dans un cadre uniforme en présentant la description et les définitions mathématiques. Le problème fondamental des méthodes basées sur un modèle est la génération de résidus à l'aide du modèle mathématique du système surveillé. L'analyse des résidus permet d'effectuer le diagnostic des défaillances et le FTC. Certaines structures du générateur de résidus sont rappelées pour donner des idées sur la façon de mettre en œuvre la génération de résidus. Un générateur de résidus peut être conçu pour atteindre les performances de diagnostic requises, par exemple l'isolation des défauts et le découplage des perturbations.

Afin de concevoir le générateur résiduel, il est nécessaire de faire certaines hypothèses sur les incertitudes de modélisation. L'hypothèse la plus fréquemment utilisée est que l'incertitude de modélisation est exprimée comme un terme de perturbation dans l'équation dynamique du système. Le vecteur de perturbation est inconnu, tandis que sa matrice de distribution peut être estimée en utilisant des procédures d'identification. Sur la base de cette hypothèse, le générateur résiduel de découplage des perturbations peut être conçu en utilisant les méthodes UIO (Liu et Patton 1998 ; Chen et Patton 1999).

Le livre montre également comment appliquer les méthodes d'identification des systèmes dynamiques et des approches plus générales basées sur les données afin d'estimer un modèle précis du système surveillé.

Les méthodes FDI et FTC présentées peuvent, en fait, nécessiter un modèle mathématique du processus étudié, soit sous forme d'espace d'état, soit sous forme d'entrée-sortie.

En particulier, étant donné que les descriptions de l'espace d'état fournissent des outils généraux et mathématiquement rigoureux pour la modélisation des systèmes, ces descriptions peuvent être utilisées dans la conception des générateurs de résidus, tant pour le cas déterministe (observateurs généralisés, tels que les UIO et les observateurs dynamiques de sortie) (Luenberger 1979 ; Watanabe et Himmelblau 1982 ; Frank 1990 ; Chen et Patton 1999), que pour le cas stochastique (tels que les filtres de Kalman et les filtres de Kalman à entrée inconnue) (Jazwinski 1970 ; Xie *et al.* 1994 ; Xie et Soh 1994).

De cette manière, les outils FDI et FTC proposés peuvent ne pas nécessiter de connaissance physique du processus observé, puisque les modèles linéaires sont obtenus au moyen d'un schéma d'identification, qui peut, par exemple, exploiter des modèles d'erreurs d'équation (EE) et d'erreurs dans les variables (EIV). Dans cette

situation, la technique d'identification est basée sur les règles du schéma de Frisch (Frisch 1934), traditionnellement exploité pour analyser les systèmes économiques. Cette approche, modifiée pour être appliquée à l'identification de systèmes dynamiques (Kalman 1982b, 1990 ; Beghelli *et al.* 1990), permet d'obtenir un modèle fiable de l'installation étudiée, ainsi que les variances des bruits d'entrée-sortie affectant les données.

Pour le cas non linéaire, des modèles flous et des réseaux de neurones peuvent être utilisés comme prototypes pour l'identification. En particulier, l'approche à modèles multiples, utilisant plusieurs sous-modèles affines locaux décrivant chacun une condition de fonctionnement différente du processus, est exploitée.

Dans ce contexte, cet ouvrage vise à définir une méthodologie complète pour la détection des défauts des actionneurs, des composants du processus et des capteurs. La méthodologie est basée sur une approche d'estimation de la sortie, en conjonction avec des schémas de traitement des résidus, qui comprennent une simple détection de seuil, dans un cas déterministe, ainsi qu'une analyse statistique lorsque les données sont affectées par le bruit. Le résultat final consiste en une stratégie basée sur des méthodes de diagnostic de défauts bien connues dans la littérature pour générer des résidus redondants.

En particulier, ce travail étudie différentes approches de la génération de résidus et de la compensation de défauts à l'aide de plusieurs méthodologies. En général, le résidu est défini comme l'erreur d'estimation de la sortie, obtenue par la différence entre la mesure d'une sortie et l'estimation relative. Ce travail présente également la conception de tels estimateurs à la fois dans l'environnement déterministe et stochastique.

La procédure de diagnostic peut être davantage spécialisée pour les actionneurs, les capteurs d'entrée ou de sortie et les composants du processus. En fait, le diagnostic des défauts des capteurs d'entrée et des actionneurs utilise des banques d'estimateurs dans des conditions de rapport signal/bruit élevé, ou des filtres dans le cas contraire. Le principe général veut que le i ème reconstruteur soit insensible au i ème signal du système. D'autre part, les défauts des capteurs de sortie et des composants du processus affectant un seul résidu peuvent être détectés au moyen d'observateurs ou de filtres de sortie, pilotés par une seule sortie et toutes les entrées du système.

Le livre montre comment les algorithmes proposés peuvent être appliqués à la FDI et à la FTC des actionneurs, des composants de processus et des capteurs d'entrée-sortie des systèmes industriels.

En particulier, les différentes techniques présentées dans ce livre ont été testées sur des séries temporelles de données acquises à partir de différents processus industriels simulés et réalistes, de systèmes de conversion d'énergie, de centrales électriques et

de systèmes critiques de sécurité plus généraux, dont la description mathématique linéaire est obtenue en utilisant des procédures basées sur des données et des modèles.

Les résultats de la simulation montrent que les fautes minimales détectables sont parfaitement compatibles avec l'objectif industriel de cette application.

Enfin, l'ouvrage conclut sur les sujets de recherche et d'application proposés, en résumant ses contributions et ses réalisations, et en proposant quelques suggestions pour d'éventuels autres sujets de recherche dans le prolongement de ce travail.

I.12. Synthèse

Cette introduction a fourni une terminologie commune dans le cadre du diagnostic des défauts, afin de commenter certains développements dans le domaine de la détection et du diagnostic des défauts sur la base d'articles sélectionnés au cours des trente dernières années. La structure des 14 chapitres et leurs principales contributions ont également été brièvement décrites.

I.13. Bibliographie

- Babuška, R. (1998). *Fuzzy Modeling for Control*. Kluwer Academic Publishers. Boston, MA, USA.
- Bakiotis, C., Raymond, J., Rault, A. (1979). Parameter identification and discriminant analysis for jet engine mechanical state diagnosis. *IEEE Conference on Decision and Control, Fort Lauderdale*, Fort Lauderdale, FL, USA.
- Basseville, M. et Nikiforov, I.V. (1993). *Detection of Abrupt Changes : Theory and Application*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.
- Beard, R.V. (1971). Failure accommodation in linear systems through self-reorganisation. Technical Report MVT-71-1, Man Vehicle Lab, Cambridge, MA, USA.
- Beghelli, S., Guidorzi, R.P., Soverini, U. (1990). The Frisch scheme in dynamic system identification. *Automatica*, 26(1), 171–176.
- Chen, J. et Patton, R.J. (1999). *Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, USA.
- Chow, E.Y. et Willsky, A.S. (1984). Analytical redundancy and the design of robust detection systems. *IEEE Transactions Automatic Control*, 29(7), 603–614.
- Clark, R.N. (1978). Instrument fault detection. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 14(3), 456–465.

- De Persis, C. et Isidori, A. (2001). A geometric approach to non-linear fault detection and isolation. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 45(6), 853–865.
- Ding, X. et Frank, P.M. (1990). Fault detection via factorization approach. *Syst. Contr. Lett.*, 14(5), 431–436.
- Ding, S.X., Jeansch, T., Frank, P.M., Dind, E.L. (2000). A unified approach to the optimisation of fault detection systems. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 14(7), 725–745.
- Filbert, D. et Metzger, K. (1982). Quality test of systems by parameter estimation. *9th IMEKO Congress*, Berlin, Germany.
- Frank, P.M. (1990). Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge based redundancy : A survey of some new results. *Automatica*, 26(3), 459–474.
- Frank, P.M., Ding, S.X., Kœppen-Seliger, B. (2000). Current developments in the theory of FDI. *SAFEPROCESS'00 : Preprints of the IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes*, vol. 1, Budapest, Hungary, 16–27.
- Geiger, G. (1982). Monitoring of an electrical driven pump using continuous-time parameter estimation models. *6th IFAC Symposium on Identification and Parameter Estimation*, Washington, Pergamon Press, Oxford, UK.
- Gertler, J. (1988). Survey of model-based failure detection and isolation in complex plants. *IEEE Control System Magazine*, 8(6), 3–11.
- Gertler, J. (1991). Generating directional residuals with dynamic parity equations. *IFAC/IMACS Symposium Proceedings : SAFEPROCESS'91*, Baden-Baden, Germany.
- Gertler, J. (1998). *Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems*. Marcel Dekker, New York, USA.
- Himmelblau, D.M. (1978). *Fault Diagnosis in Chemical and Petrochemical Processes*. Elsevier, Amsterdam, The Netherlands.
- Hofling, T. et Pfeufer, T. (1994). Detection of additive and multiplicative faults – Parity space vs. parameter estimation. *IFAC Symposium Proceedings : SAFEPROCESS'94*, Espoo, Finland.
- Hohmann, H. (1977). Automatic monitoring and failure diagnosis for machine tools. Dissertation, T.H. Darmstadt, Germany [in German].
- IFI (1983). Reliable computing and fault tolerance. Meeting, IFI, Como, Italy.
- Isermann, R. (1984). Process fault detection based on modeling and estimation methods : A survey. *Automatica*, 20(4), 387–404.
- Isermann, R. (1994a). Integration of fault detection and diagnosis methods. *IFAC Symposium Proceedings SAFEPROCESS'94*, Espoo, Finland.

- Isermann, R. (1994b). *Supervision and fault diagnosis*. VDI-Verlag, Dusseldorf [in German].
- Isermann, R. (1997). Supervision, fault detection and fault diagnosis methods : An introduction. *Control Engineering Practice*, 5(5), 639–652.
- Isermann, R. et Ballé, P. (1997). Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, 5(5), 709–719.
- Isermann, R. et Freyermuth, B. (eds) (1992). *Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes*. Pergamon Press, Oxford, UK.
- Jazwinski, A.H. (1970). *Stochastic Processes and Filtering Theory*. Academic Press, New York, USA.
- Jones, H.L. (1973). Failure detection in linear systems. PhD Thesis, Department of Aeronautics, M.I.T., Cambridge, MA, USA.
- Kalman, R.E. (1982). System identification from noisy data. In *Dynamic Systems II, a University of Florida International Symposium*, Bednarek, A.R., Cesari, L. (eds). Academic Press, New York, USA.
- Kalman, R.E. (1990). Nine lectures on identification. In *Lecture Notes on Economics and Mathematical System*, Fandel, G. et Trockel, W. (eds). Springer, Berlin, Germany.
- Liu, G.P. et Patton, R.J. (1998). *Eigenstructure Assignment for Control System Design*. John Wiley & Sons, Chichester, UK.
- Ljung, L. (1999). *System Identification : Theory for the User*, 2nd edition. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J, USA.
- Luenberger, D.G. (1979). *Introduction to Dynamic Systems : Theory, Models and Application*, John Wiley & Sons, New York, USA.
- Massoumnia, M., Verghese, G.C., Willsky, A.S. (1989). Failure detection and identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 34, 316–321.
- Norton, J. (1986). *An Introduction to Identification*. Academic Press, London, UK.
- Omdahl, T.P. (1988). *Reliability, Availability and Maintainability Dictionary*. ASQC Quality Press, Milwaukee, WI, USA.
- Patton, R.J. (1999). Preface to the papers from the 3rd IFAC Symposium SAFEPROCESS'97. *Control Engineering Practice*, 7(1), 201–202.
- Patton, R.J. et Chen, J. (1994). A review of parity space approaches to fault diagnosis for aerospace systems. *AIAA Journal of Guidance, Control & Dynamics*, 17(2), 278–285.
- Patton, R.J., Frank, P.M., Clark, R.N. (eds) (1989). *Fault Diagnosis in Dynamic Systems, Theory and Application*, Prentice Hall, London, UK.
- Patton, R.J., Frank, P.M., Clark, R.N. (eds) (2000). *Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. Springer-Verlag, London, UK.

- Pau, L.F. (1981). *Failure Diagnosis and Performance Control*. Marcel Dekker, New York, USA.
- Rault, A., Richalet, A., Barbot, A., Sergenton, J.P. (1971). Identification and modeling of a jet engine. *IFAC Symposium od Digital Simulation of Continuous Processes*, Győr, Hungary.
- Siebert, H. et Isermann, R. (1976). Fault diagnosis via online correlation analysis. Technical Report 25-3, VDI/VDE Darmstadt, Germany [In German].
- Simani, S. et Farsoni, S. (2018). *Fault Diagnosis and Sustainable Control of Wind Turbines : Robust Data-driven and Model-based Strategies*, 1st edition. Butterworth-Heinemann, Elsevier, Oxford, UK.
- Simani, S., Fantuzzi, C., Beghelli, S. (2000). Diagnosis techniques for sensor faults of industrial processes. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 8(5), 848–855. DOI : 10.1109/87.865858.
- Simani, S., Fantuzzi, C., Patton, R.J. (2003). *Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Identification Techniques*, 1st edition. Springer-Verlag, London, UK.
- Watanabe, K. et Himmelblau, D.M. (1982). Instrument fault detection in systems with uncertainties. *International Journal of System Science*, 13(2), 137–158.
- Willsky, A.S. (1976). A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 12(6), 601–611.
- Xie, L. et Soh, Y.C. (1994). Robust Kalman filtering for uncertain systems. *Systems and Control Letters*, 22, 123–129.
- Xie, L., Soh, Y.C., de Souza, C.E. (1994). Robust Kalman filtering for uncertain discrete-time systems. *IEEE Transaction on Automatic Control*, 39, 1310–1314.